



بررسی امکان پیش‌بینی رسوبات معلق با استفاده از ترکیب منحنی سنجه رسوب و شبکه‌ی عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: رودخانه قطورچای، پل یزدکان)

احمد خزایی پول^{۱*}، علی طالبی^۲

۱- *نویسنده مسئول: کارشناس ارشد مهندسی آب، دانشکده‌ی فنی- مهندسی، دانشگاه یزد، a.khazaie1388@gmail.com

۲- دانشیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد، talebisf@yazduni.ac.ir

چکیده

برآورد بار رسوبی در رودخانه‌ها با توجه به خسارات ناشی از آن، یکی از مهم‌ترین و مشکل‌ترین قسمت‌های مطالعات انتقال رسوب و مهندسی رودخانه است. بنابراین دست یافتن به شیوه‌های نوین و خلاقانه که بتواند در این راستا موثر واقع گردد دارای اهمیت بسیار زیادی است. در این تحقیق کاربرد روش سیستم عصبی مصنوعی (ANN) در بهینه‌سازی نتایج مدلی مبتنی بر روش منحنی سنجه‌ی رسوب (SRC) برای پیش‌بینی بار معلق جریان مورد بررسی قرار گرفته است. برای این منظور ایستگاه یزدکان واقع بر رودخانه‌ی قطورچای در نظر گرفته شد. یک مدل رگرسیونی به کمک روش SRC ساخته شد که با کمک داده‌های دبی در ایستگاه مذکور میزان بار معلق در همان ایستگاه پیش‌بینی می‌گردد. پس از ساختن مدل به کمک این روش، یک مدل ANN مورد استفاده قرار گرفت که دقیقاً از داده‌های مشابه استفاده نموده و سپس با استفاده از آن دو، مدل ترکیبی ساخته شد. لازم به ذکر است که قبل از کاربرد ترکیبی این دو روش (ANN و SRC)، هر یک از این روش‌ها به تنهایی مورد استفاده قرار گرفته و نتایج حاصل با مقادیر واقعی مقایسه گردیده بود. نتایج حاصل از کاربرد ترکیبی این مدل‌ها از کیفیت به مراتب بالاتری نسبت به کاربرد هر یک از آنها به تنهایی برخوردار است. به طوری که میزان Dr از عدد ۱/۴۰۲ در روش SRC و ۲/۳۹۵- در مدل ANN به مقدار ۰/۹۶۳ در یکی از مدل‌های ترکیبی تعدیل یافته است. هم‌چنین میزان ریشه میانگین مربعات خطا که به ترتیب برای SRC و ANN به تنهایی ۶۹۲/۲۸۶ و ۶۱۶/۹۶ حاصل گشته بود به عدد ۶۰۳/۰۹۴ کاهش پیدا کرد.

واژه‌های کلیدی:

رسوبات معلق، شبکه‌ی عصبی مصنوعی، رودخانه قطورچای، منحنی سنجه‌ی رسوب.



Quarterly Journal of
Environmental Erosion Researches
No. 9, Spring 2013, pp: 73-82
www.magazine.hormozgan.ac.ir

Investigation of Possibility of Suspended Sediment Prediction Using The Combination of Sediment Rating Curve and Artificial Neural Network (Case Study: Ghatorchai River, Yazdakan Bridge)

Khazaie Poul . A^{1*}, Talebi . A²

- 1- *Corresponding Author: Msc Student, Faculty of Technical & Engineering, University of Yazd
- 2- Associate professor, Faculty of Natural Resources & Desert Studies, University of Yazd

Abstract

The estimation of sediment loads in rivers is one of the most important and difficult part of sediment transport studies and river engineering. Then, accessing the new methods (that can be effective in this background), are more important and weird. In this research, using the artificial neural network (ANN) for optimization of the results of sediment rating curve (SRC) has been investigated to predict the suspended sediment loads. For doing that, the Yadakan station on Ghatoor-Chai River was considered. An equation by SRC method was obtained and then an ANN method by the same data was used and finally by combining them, the new model was built. It should be mentioned that before using the combined model, each method was used and the obtained results were compared with the observed data. Based on this research, the results of using the combined model is more precise than the using ANN and SRC separately as the Dr value from 1. 402 (in SRC) and -2. 395 (in ANN) is changed to 0. 963 in combined model. The RMSE has also obtained 692. 286 and 616. 96 for SRC and ANN respectively while this value is decreased to 603. 094 for combined model.

Keywords:

Suspended Loads, Artificial Neural Network, Ghatoor-Chai River, Sediment Rating Curve

۱- مقدمه

موضوع انتقال رسوب سال‌هاست که مورد توجه مهندسين قرار گرفته است. روش‌های مختلفی برای حل مسایل رسوب به کار گرفته شده است که نتیجه‌ی آن معادلات تجربی متعددی است که توسط صاحب نظران امر ارائه شده است. گرچه نتایج این روش‌ها با یکدیگر و با نتایج تجربی اختلاف چشمگیری دارند اما با توجه به اینکه اندازه‌گیری رسوب رودخانه به طور محدود و محدود انجام می‌شود، جهت برآورد بار رسوبی رودخانه در مواقع مورد نیاز می‌توان از این معادلات استفاده کرد. اما مشکل استفاده از معادلات، از آنجایی که معادلات موجود بر اساس شرایط اقلیمی یا آزمایشگاهی سایر نقاط جهان به دست آمده‌اند، این است که باید برای استفاده در رودخانه‌های ایران واسنجی شده و معادله‌ی بهینه انتخاب گردد. لذا این مشکل ذهن محقق را به سمت روش‌هایی نوین فارغ از نیاز به معادلات مذکور سوق می‌دهد. در این میان می‌توان از روش هوش مصنوعی که مبتنی بر روابط حاکم بر طبیعت است و از قدرت انعطاف‌پذیری بالایی برخوردار است استفاده نمود. در این زمینه می‌توان به تحقیقاتی بیشماری که در قسمت‌های مختلف جهان صورت پذیرفته است، اشاره نمود.

منتظر و همکاران (۱۳۸۱) برای تخمین میزان رسوب رودخانه بازفت در محل ایستگاه هیدرومتری مرغک از دو شبکه پرسپترون و شبکه پاد انتشار استفاده کردند و در نهایت نتایج حاصل از شبکه‌ها را با روش منحنی سنج رسوب مقایسه کردند. راحت طلب نخجیری و همکاران (۱۳۸۳) به سنجش و گزینش مناسب‌ترین روش‌های برآورد بار کف (۱۶ رابطه‌ی مختلف) در رودخانه‌ی زرین‌گل استان گلستان پرداختند. نظم‌آرا (۱۳۸۵) در مطالعه‌ی رودخانه‌ی آجی‌چای با کمک شبکه‌ی عصبی مصنوعی به تعیین بار معلق رودخانه پرداخت. فتاحی و همکاران (۱۳۸۵) میزان رسوب رودخانه نکا را به کمک شبکه عصبی مصنوعی برآورد کردند. در این تحقیق برای برآورد رسوب از شبکه عصبی و نیز روش‌های رگرسیونی (منحنی سنج) رسوب استفاده شده است. در استفاده از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی به صورت ترکیبی (نظیر مطالعه‌ی حاضر) برای بهینه‌سازی نتایج مدلی هیدرودینامیکی می‌توان به مطالعات دستورانی و رایت (۱۳۸۳ و ۲۰۰۴) اشاره نمود که در ناحیه‌ی رینولدز کریگ آمریکا در زمینه‌ی روندیابی جریان به کار گرفته شد. حکمت (۲۰۰۶) و همکارانش در مطالعه‌ی از الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی تعمیم یافته GRNN و FFBP جهت برآورد رسوبات معلق رودخانه در حوزه‌ی جونیاتای ایالت متحده‌ی آمریکا استفاده کردند. Bhattacharya et al, 2007 در مطالعه‌ی رسوب بستر و بار کل با استفاده از دو مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی و درخت در مقایسه با روش‌های تجربی پرداختند. Ardicioglu et al, 2007 با استفاده از شبکه عصبی پیش‌خور پس انتشار خطا رسوبات معلق را برآورد کردند. آنها از اطلاعات و امار ایستگاه کایاگ رودخانه گوینوک و ایستگاه پالو رودخانه که واقع در حوزه آبخیز فیرات در کشور ترکیه است استفاده کرده‌اند. حمیدی و کالیاب (۲۰۰۷) تحقیقی برای برآورد رسوبات معلق رودخانه تیگریس واقع در کوه‌های کاراکوگلان کشور ترکیه، با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی انجام دادند. Hyuk et al, 2009 از شبکه عصبی مصنوعی رگرسیون خطی برای پیش‌بینی رسوب در حوزه آبخیز برون در جنوب کالیفرنیا در کشور آمریکا استفاده کردند. رجایی و همکارانش (۲۰۰۹) در مطالعه‌ی از شبکه‌ی عصبی مصنوعی، عصبی-فازی، رگرسیون غیرخطی و منحنی سنج‌ی رسوب برای برآورد رسوب معلق در دو رودخانه از رودهای آمریکا استفاده نمودند که در این تحقیق وارپته‌های هوش مصنوعی نتایج بهتری را نسبت به سایر روش‌ها از خود ارائه نمودند. رجایی (۲۰۱۱) مطالعه‌ی دیگری را بر روی رودخانه‌ی یادکین (Yadkin) در ایالت NC آمریکا انجام داد. در این مطالعه از شبکه‌ی عصبی مصنوعی موج ضربه‌ای (WANN) استفاده نمود.

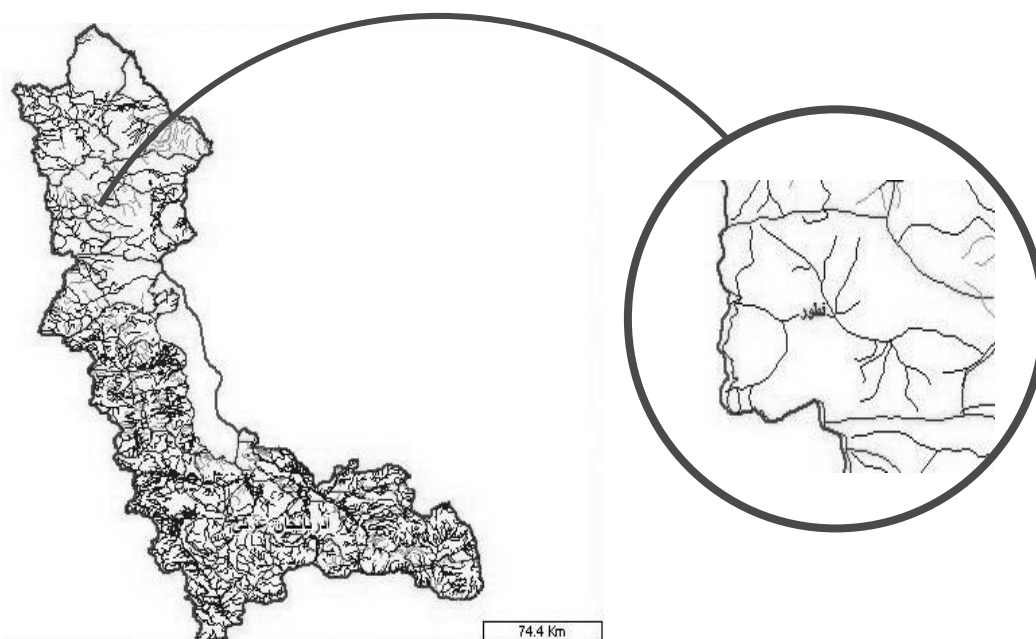
هدف از این تحقیق متکی بر یک شیوه‌ی مبتکرانه، بهینه‌سازی نتایج روش منحنی سنج‌ی رسوب در برآورد رسوبات معلق به کمک سیستم عصبی مصنوعی است. لذا در این تحقیق دو مدل ترکیبی به کمک روش‌های مذکور ساخته شد و در پایان نتایج مدل‌های ترکیبی با نتایج هر یک از روش‌ها به تنهایی مورد مقایسه قرار گرفت.

۲- مواد و روش‌ها

منطقه‌ی مورد مطالعه

برای مطالعه‌ی حاضر، ایستگاه پل یزدکان واقع بر روی رودخانه‌ی قطورچای در آذربایجان غربی در نظر گرفته شد. رودخانه‌ی قطور در حوزه‌ی آبریز ارس قرار گرفته است که دارای مساحتی بالغ بر ۳۴۷۱/۹ کیلومتر مربع است. این حوزه از چین خوردگی‌های شمال غربی سلسله جبال زاگرس به وجود آمده، به طوری که اراضی محدوده‌ای دارای شیب تند بوده و کمتر اراضی مسطح در این منطقه مشاهده می‌شود. مساحت حوزه‌ی رودخانه‌ی قطور تا میله‌ی مرزی ۲۴۸ (محل ورودی رودخانه‌ی قطور به ایران) در ارتفاع ۲۹۰ متری، ۸۱۰ کیلومتر مربع و طول آبراهه‌های اصلی در ترکیه ۱۱۵ کیلومتر می‌باشد. لازم به یادآوری است که مشخصات با استفاده از نقشه‌ی ۱/۲۵۰۰۰۰ برآورد گردیده است.

رودخانه‌ی قطور پس از ورود به خاک ایران در محل مذکور در مسیری از غرب به شرق در درون واحد هیدرولوژیک خود در یک خط‌القعری جریان می‌یابد. اطراف این رودخانه را تا ابتدای دشت خوی کوه‌های مرتفعی تشکیل داده و فاصله‌ی میله‌ی مرزی تا شهرستان خوی ۷۰ کیلومتر می‌باشد. سرشاخه‌های متعددی نظیر چیلیک، کلندسو، قیله لیق، سریک، غازان، اند و قودوغ بوغان در محل بویلاپوش وارد دشت خوی شده و مورد استفاده قرار می‌گیرد و سپس با تغییر جهت به سوی شمال به مسیر خود ادامه می‌دهد. و وارد دشت ایواوغلی می‌گردد. رودخانه زیلبرچای نیز پس از عبور از این دشت در نقطه‌ای پس از مظفرآباد، ایواوغلی در داخل منطقه‌ی حفاظت شده‌ی مراکان وارد قطورچای می‌گردد. سرشاخه‌هایی از جنوب دامنه‌های شمالی کوه‌های میشو و غازان به زیلبرچای قبل از پیوستن به قطورچای و سرشاخه‌های دیگر از جانب شمال شرقی از دامنه‌ی کوه‌های قره‌داغ، آق‌داغ و علی‌باش به رودخانه‌ی قطورچای پس از پیوستن دو رودخانه به یکدیگر می‌ریزند و نهایتاً در روستای مراکان به آق‌چای می‌پیوندند و با نام قطورچای (گاه‌ها آق‌چای نیز می‌گویند) از داخل دره‌ای به نام دره‌ی شام عبور و در محل پاسگاه مرزی فرهادی به رودخانه‌ی ارس منتهی می‌گردد (شکل ۱).



شکل ۱. شمایی از منطقه مورد مطالعه

روش تحقیق

در مطالعه‌ی حاضر داده‌های دبی و بار معلق مربوط به ایستگاه پل یزدکان واقع بر روی رودخانه‌ی قطورچای از سال‌های ۱۳۷۷ تا سال ۱۳۸۸ جمع‌آوری گردید. در مجموع ۱۲۳ ردیف داده برای انجام تحقیق موجود بود که داده‌ها به دو بخش تقسیم‌بندی گردیدند. بخش اول که شامل ۷۵٪ کل داده‌ها بود داده‌های بخش الف و بخش دوم که شامل ۲۵٪ باقیمانده بود داده‌های بخش ب نامگذاری شدند.

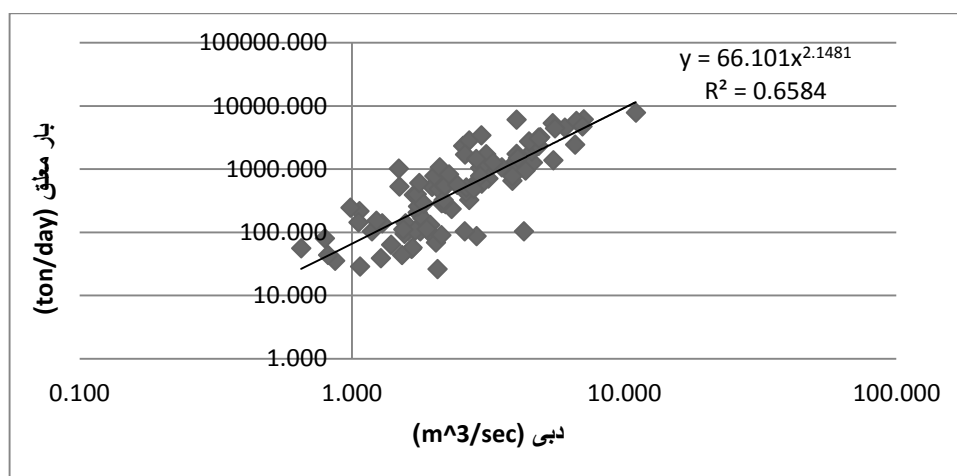
در انجام این تحقیق از دو روش منحنی سنج‌هی رسوب و شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده شده است. در ادامه نحوه‌ی ساخت هر یک از مدل‌ها و چگونگی ترکیب آنها مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرد.

ساخت مدل به کمک منحنی سنج‌هی رسوب

برای ساخت مدل به کمک روش منحنی سنج‌هی رسوب داده‌های مربوط به بخش الف مورد استفاده قرار گرفتند. بدین ترتیب که ابتدا با کمک داده‌های دبی و بار معلق مربوط به این بخش معادله‌ی حاکم بر آنها به صورت توانی یافته شد. این معادله در رابطه‌ی (۱) دیده می‌شود:

$$y = 66.101x^{2.1481} \quad \text{رابطه‌ی (۱)}$$

در این رابطه y عبارتست از مقدار بار معلق و x عبارتست از دبی در ایستگاه یزدکان. منحنی لگاریتمی این رابطه بین داده‌ها در شکل (۲) قابل مشاهده است.



شکل ۲. ساخت مدل به کمک منحنی سنج‌هی رسوب در ایستگاه یزدکان

لازم به ذکر است که بعد از ساختن مدل به کمک این روش، برای ارزیابی آن داده‌های دبی مربوط به بخش ب در رابطه‌ی (۱) جایگذاری شد تا مقادیر بار معلق برآورد گردد. پس از برآورد، مقادیر پیش‌بینی با مقادیر مشاهده‌ای مورد مقایسه قرار گرفتند تا کارایی این مدل مورد ارزیابی قرار گیرد.

ساخت مدل بر اساس شبکه‌عصبی مصنوعی

در این بخش از تحقیق یک مدل سیستم عصبی مصنوعی ساخته شد و برای پیش‌بینی بار معلق در ایستگاه یزدکان، با کمک داده‌های دبی در ایستگاه مورد نظر به کار گرفته شد. در ساخت مدل از ۷۵٪ داده‌های بخش الف برای آموزش و از ۲۵٪ دیگر (بخش ب) که در ابتدای این قسمت مورد اشاره قرار گرفتند در زمینه‌ی تست استفاده شد. به عبارت دیگر برای هدف مشابه و با داده‌های مشابه فقط یک مدل سیستم عصبی مصنوعی جایگزین مدل منحنی سنج‌هی رسوب شد. برای رسیدن به مدل

مناسبی که در این قسمت بتواند نتایج را به بهترین وجه ممکن برآورد نماید آزمایش‌های گوناگونی صورت پذیرفت که در هر یک از آنها اثر پارامترهای مختلف مورد ارزیابی قرار گرفت. پس از انجام آزمایش‌های گوناگون از مدل آموزشی با یک لایه میانی استفاده شد. نوع شبکه‌ی newff و تابع آموزشی لونیبرگ مارکوات نتایج بهتری را نسبت به سایر انواع از خود نشان دادند. نوع تابع انتقال چه در لایه‌ی پنهان و چه در لایه‌ی خروجی، خطی دارای نتایج بهینه بود.

ساخت مدل ترکیبی

در این قسمت از تحقیق، برای بهبود نتایج مدل منحنی سنجه‌ی رسوب، روش عصبی مصنوعی به کار گرفته شد. بدین صورت که دو مدل ترکیبی ساخته شد. برای ساخت مدل ترکیبی نیاز بود تا نتایج مدل منحنی سنجه‌ی رسوب برای کل داده‌ها استخراج گردیده و مورد استفاده شبکه‌ی عصبی مصنوعی قرار گیرد. لذا بعد از ساختن مدل منحنی سنجه‌ی رسوب به کمک داده‌های بخش الف که رابطه‌ی (۱) استخراج گردید، از این رابطه استفاده شد. دبی کل داده‌ها به رابطه‌ی (۱) داده شد تا مقادیر نظیر بار معلق به عنوان خروجی از آن دریافت گردد. در حقیقت بدین صورت مدل یکبار کل داده‌ها را مدل‌سازی می‌نماید. پس از این مرحله، در مرحله‌ی بعد نتایج مربوط به این مدل‌سازی برای دو بخش الف و ب تفکیک می‌گردند.

مدل ترکیبی ۱: در این بخش یک مدل سیستم عصبی مصنوعی با کمک نتایج منحنی سنجه که نحوه‌ی محاسبه‌ی آن در پاراگراف قبل شرح داده شد، ساخته شده تا با کمک آن میزان بار معلق برای داده‌های بخش ب پیش‌بینی گردد. در حقیقت تنها پارامتر ورودی شبکه‌ی مصنوعی در این بخش نتایج حاصل از روش منحنی سنجه‌ی رسوب می‌باشد. برای آموزش مدل از داده‌های بخش الف و برای تست مدل از داده‌های بخش ب استفاده شده است.

مدل ترکیبی ۲: این مدل ترکیبی دقیقاً نظیر مدل ترکیبی ۱ ساخته شد، با این تفاوت که شبکه‌ی عصبی مصنوعی تولید شده در این قسمت دارای دو پارامتر ورودی می‌باشد. یک پارامتر ورودی همان داده‌های دبی در ایستگاه یزدکان، و پارامتر دیگر داده‌های حاصل از پیش‌بینی منحنی سنجه‌ی رسوب است که در مدل ترکیبی ۱ به تنهایی در ساخت مدل به کار گرفته شد.

معیارهای آماری:

برای ارزیابی نتایج و مقایسه‌ی آماری آنها از چهار معیار استفاده شد. که به ترتیب شامل پارامترهای R ، Dr ، ریشه‌ی میانگین مربعات خطا و ضریب نش می‌باشد. روابط (۲) تا (۵) نحوه‌ی به‌دست آوردن هر یک از این روابط را بیان می‌نماید:

$$\overline{Dr} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{O_i}{P_i} \quad \text{رابطه‌ی (۲)}$$

$$R = \frac{\sum (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O})}{\sqrt{\sum (P_i - \bar{P})^2 \sum (O_i - \bar{O})^2}} \quad \text{رابطه‌ی (۳)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad \text{رابطه‌ی (۴)}$$

$$N - S = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad \text{رابطه‌ی (۵)}$$

در این روابط O مقادیر داده‌های مشاهده شده، P داده‌های پیش‌بینی شده، \bar{P} میانگین داده‌های پیش‌بینی شده و \bar{O} میانگین داده‌های مشاهده شده است.

۳- نتایج

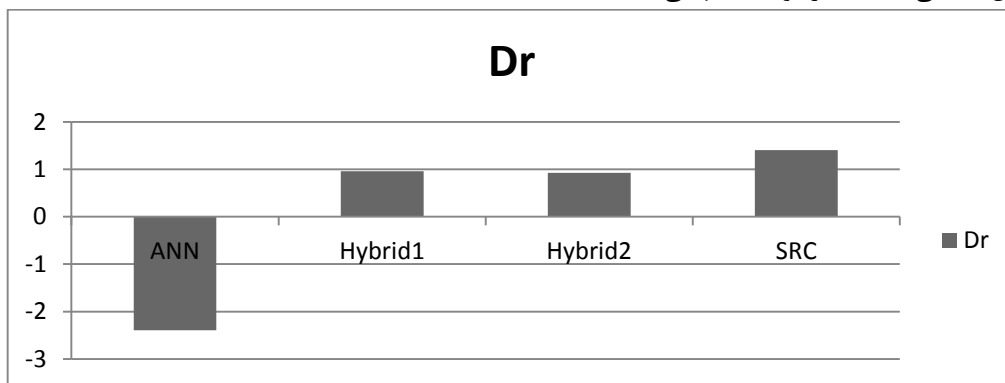
در این بخش نتایج مدل ترکیبی با نتایج هر یک از مدل‌ها به تنهایی در برآورد بار معلق مورد مقایسه قرار گرفته است. میزان پارامترهای Dr، R، خطا و ضریب نش برای هر یک از حالت‌ها به ترتیب در شکل‌های (۳) تا (۶) و نیز جدول (۱) آورده شده است. در هر یک از این شکل‌ها از عباراتی استفاده شده که در زیر تشریح می‌گردند:

ANN: مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی به تنهایی،

Hybrid1: مدل ترکیبی ۱،

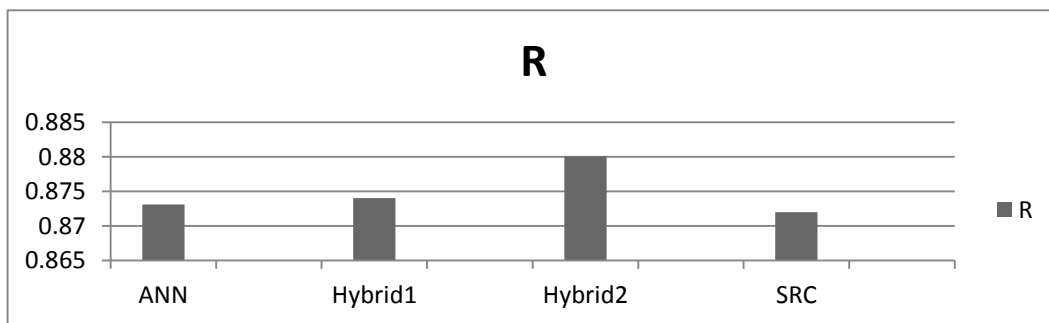
Hybrid2: مدل ترکیبی ۲،

SRC^۱: روش منحنی سنج‌هی رسوب به تنهایی



شکل ۳. مقایسه‌ی شاخص Dr در مدل‌های مختلف

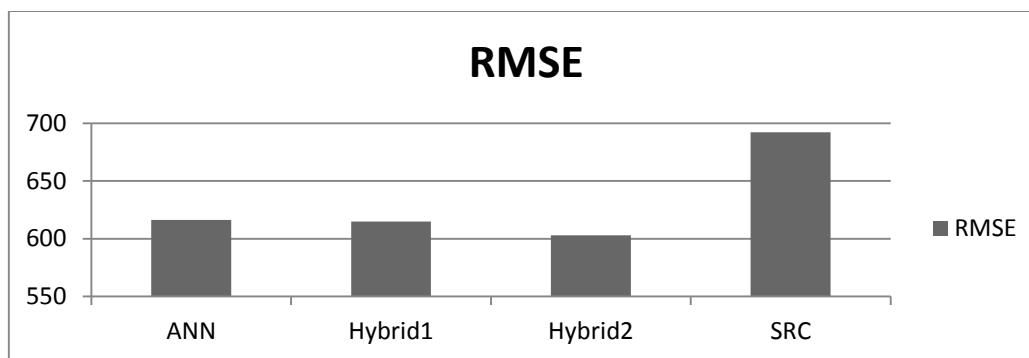
هر چه میزان Dr به عدد ۱ نزدیک‌تر باشد، نشان دهنده‌ی کارایی بالای مدل می‌باشد. با توجه به نتایج بدست آمده، دیده می‌شود که بیشترین دقت Dr مربوط به مدل‌های ترکیبی ۱ و ۲ به ترتیب ۰/۹۶۳ و ۰/۹۲۷ می‌باشد و نسبت داده‌های مشاهداتی به برآوردی با روش ANN بیشترین خطا (Dr) را دارد.



شکل ۴. مقایسه‌ی پارامتر R در مدل‌های مختلف

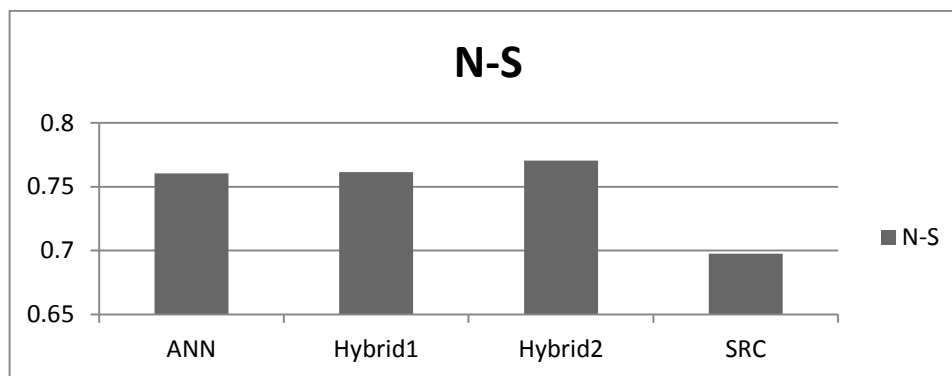
میزان پارامتر R در مدل‌های ترکیبی به خصوص مدل ترکیبی ۲ بهتر از سایر مدل‌هاست. در هر یک از مدل‌های منحنی سنج و شبکه‌ی عصبی مصنوعی مقدار آن به ترتیب برابر ۰/۸۷۲ و ۰/۸۷۳ است که در مدل ترکیبی ۲ به عدد ۰/۸۸ ارتقا یافته است.

^۱Sediment rating curve



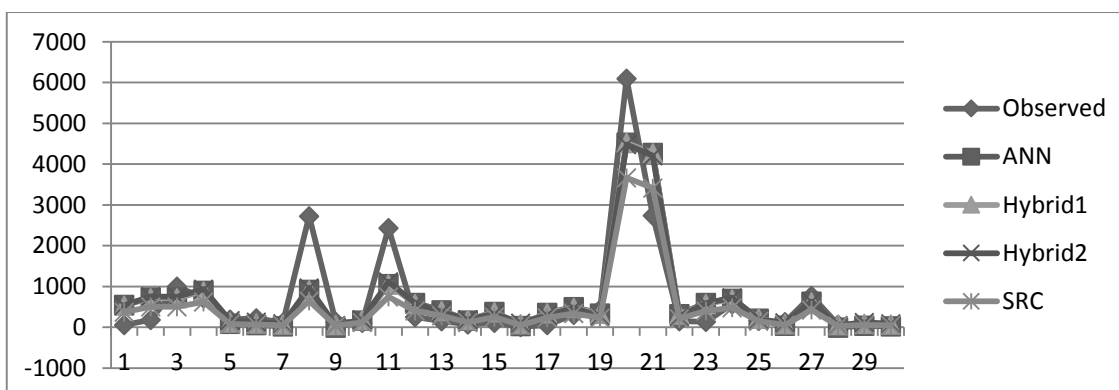
شکل ۵. مقایسه‌ی ریشه میانگین مربعات خطا در مدل‌های مختلف

شکل (۵) که میزان ریشه‌ی میانگین مربعات خطا را نشان می‌دهد، به وضوح، برتری نتایج مدل ترکیبی را نسبت به هر یک از مدل‌ها به تنهایی به تصویر می‌کشد. میزان خطا در این شکل برای روش منحنی سنجه برابر $692/286$ بوده که در مدل ترکیبی (مدل ترکیبی ۲) به عدد $603/094$ تنزل یافته است.



شکل ۶. مقایسه‌ی ضریب نش در مدل‌های مختلف

پارامتر دیگری که مدل را مورد ارزیابی قرار داده است ضریب نش می‌باشد. هرچه میزان این پارامتر به عدد یک نزدیک‌تر باشد، نشان دهنده نتایج بهتر مدل است. شکل (۶) حاکی از این امر است که میزان ضریب نش در مدل ترکیبی ۲ و سپس در مدل ترکیبی ۱ بهتر از سایر مدل‌ها است. جالب اینجاست که میزان ضریب نش که در مدل منحنی سنجه به میزان کمتر از $0/7$ می‌باشد، با کمک مدل ترکیبی به $0/77$ ارتقا یافته است. در نهایت بررسی مقایسه‌ای نتایج بدست آمده، حاکی از برتری روش مدل ترکیبی ۲ نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد.



شکل ۷. مقایسه‌ی نتایج روش‌های مختلف در قالب هیدروگراف

شکل (۷) نشان می‌دهد که در تخمین نقاط پیک، مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی به تنهایی و نیز مدل‌های ترکیبی موفقیت بیشتری نسبت به روش منحنی سنج‌ی رسوب داشته‌اند. در سایر نقاط (نقاط غیر پیک) روش منحنی سنج‌ی دارای نتایج بهتری است. ساخت مدلی ترکیبی (ترکیب ANN و SRC) کمک می‌نماید که از قابلیت‌های هر یک از آنها بهره‌جسته و از مدلی با توانمندی ایده‌آل‌تر در برآورد نتایج استفاده نمود. به همین دلیل است که مدل‌های ترکیبی نیز در تخمین نقاط پیک توانسته‌اند نظیر سیستم عصبی مصنوعی موفق عمل کنند و پارامترهای آماری نشان‌دهنده‌ی برتری نتایج آنها در مقابل مدل‌های غیر ترکیبی است.

۴- نتیجه‌گیری

در این تحقیق کارایی سیستم عصبی مصنوعی برای بهینه‌سازی نتایج روش منحنی سنج‌ی رسوب در برآورد بارمعلق مورد بررسی قرار گرفت. پس از ساختن مدل منحنی سنج‌ی رسوب و استخراج نتایج آن، یک مدل سیستم عصبی مصنوعی یک لایه که از تابع آموزشی لونیگ مارکوات استفاده می‌نمود، برای بهینه‌سازی نتایج مدل منحنی سنج‌ی رسوب، به کار گرفته شده و دو مدل ترکیبی ساخته شد. نتایج ناشی از مدل‌های ترکیبی بسیار بهتر از نتایج هر یک از مدل‌ها به تنهایی بود. در حقیقت این تحقیق نشان دهنده‌ی تاثیرگذاری شبکه‌ی عصبی مصنوعی در بهینه‌سازی نتایج روش منحنی سنج‌ی رسوب بود، بطوری که ریشه‌ی میانگین مربعات خطا که در روش منحنی سنج‌ی برابر $692/286$ به دست آمده بود، در مدل ترکیبی ۲ به عدد $603/094$ کاهش پیدا نمود و نیز میزان ضریب نش از عدد $0/698$ در روش منحنی سنج‌ی به عدد $0/77$ در مدل ترکیبی ۲ ارتقا یافت. نکته‌ی قابل توجه آن است که میزان پارامتر Dr که برای منحنی سنج‌ی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی به تنهایی به ترتیب برابر $1/402$ و $2/395$ محاسبه شده بود در مدل ترکیبی ۱ به عدد $0/963$ ارتقا یافت. این تحقیق نشان می‌دهد که ترکیب دو روش متفاوت باعث استفاده از قابلیت‌های مجزای هر کدام در مدلی واحد گشته و در نتیجه بهبودی نتایج حاصل خواهد گشت.

۵- مراجع

۱. دستورانی، م.ت.، و ج.ر. نایجل.، ۱۳۸۳. ترکیب روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل هیدرودینامیکی برای پیش‌بینی دقیق-تر جریان رودخانه. نشریه‌ی آب و فاضلاب. شماره ۴۹.
۲. راحت طلب نخجیری، ح.، ح. گلمائی، ع. یوسفی، و ح. اکتایی.، ۱۳۸۳، سنجش و گزینش مناسب‌ترین روش‌های برآورد بار کف رودخانه‌ها (مطالعه موردی: رودخانه زرین-گل استان گلستان)، مجله عوم کشاورزی و منابع طبیعی. سال یازدهم. شماره سوم.
۳. فتاحی، م.، س. طوسی، و م. ضیاء تبار احمدی.، ۱۳۸۵. تخمین میزان رسوب رودخانه نکا به کمک شبکه عصبی مصنوعی، هفتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه، اهواز، دانشگاه شهید چمران.
۴. منتظر، غ.، م. ذاکر مشفق، و قدسیان، م.، ۱۳۸۱. تخمین خبره میزان رسوب رودخانه بازفت به کمک شبکه عصبی مصنوعی. ششمین سمینار مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران اهواز.
۵. نظم‌آرا، ح.، ۱۳۸۵. پیش‌بینی بار معلق رودخانه توسط شبکه‌ی عصبی مصنوعی (مطالعه موردی رودخانه آجی چای). پایان نامه کارشناسی ارشد، تاسیسات آبیاری، دانشگاه ارومیه.
6. Ardicioglo, M., O. Kisi., and T. Haktanir., 2007. Suspended sediment prediction Using two different feed-forward back-propagation algorithms. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 34, 1; *ProQuest Science Journals*. Pg. 120.
7. Bhattacharya, B., R.K. Price., and D.P. Solomatine., 2007. Machine learning approach to modeling sediment transport, *Journal of Hydraulic Engineering*. 133(4): 440-450.
8. Dastorani, M.T., and N.G. Wright., 2004. A hydrodynamic/ neural network approach for enhanced river flow prediction, *International Journal of Civil Engineering*, Vol. 2, No. 3, Sept.
9. Hamidi, N., and N. Kayaalp., 2007. Estimation of the amount of suspended sediment in the Tigris river using Artificial neural networks, Available in [www. clean-journal. com](http://www.clean-journal.com), *Clean*, 36 (4): 380-386.
10. Hikmat K.C., and A. Murat., 2006. Generalized regression neural network in modelling river sediment yield. *Advances in Engineering Software*, 37: 63-68.
11. Hyuk, P., J. Kou., Z. Kwon., H. Jae., and L. Jiin-Jen., 2009. Prediction debris Yield from burned watershed: comparison of statistical and artificial neural network models. *Journal of American Water resources association*, Vol. 45, No. 1.
12. Rajaei, T., S.A. Mirbagheri., and M. Zounemat-Kermani., 2009. Daily suspended sediment concentration simulation using ANN and neuro-fuzzy models. *Science of the total environment*, 407: 4916-4927.
13. Rajaei, T., 2011. Wavelet and ANN combination model for prediction of daily suspended sediment load in rivers. *Science of the total environment*, 409: 2917-2928.